

# 基于时变高阶矩的碳市场风险预测研究

杜坤海 黄 迅\*

**摘要:**对碳市场实际波动特征及风险状况作出尽可能准确的描述,是碳市场发展过程中一个关键性的课题。本文以欧盟碳市场和北京碳市场为例,首先运用GJRSK模型全面考察了碳市场方差、偏度和峰度的时变性,然后基于严谨的后验分析探讨了考虑时变高阶矩信息的模型在碳市场VaR和ES预测中的适用范围和精确程度,并与GJR模型的相应结果作对比研究。研究发现,与条件方差一样,碳收益的条件偏度和条件峰度也具有十分显著的时变性,并且三者的变化具有同步性;相比GJR模型,能够刻画碳收益时变高阶矩特征的GJRSK模型取得了明显更高的VaR和ES预测精度。最后,本文为全国碳市场建设发展提出有效建议,为我国顺利完成3060双碳目标提供重要经验借鉴。

**关键词:**碳市场;时变高阶矩;风险预测;后验分析

## 一、引言

在《京都议定书》等一系列《联合国气候变化框架公约》(UNFCCC)从属议定书的指导下,全球多个碳市场相继运行,以期借助市场机制的力量更加有效地促进节能减排。在所有的碳市场中,欧盟碳市场(EU ETS)发展最为成熟,从一开始就推出了欧盟配额现货、期货、期权等产品,占全球约80%的交易量和交易额。在中国,碳市场建设也取得了长足发展。截至2021年12月,试点碳市场累计成交量超过5亿吨,位居全球第二。全国碳市场纳入2162家发电企业,覆盖排放量约45亿吨,成为全球覆盖规模最大的碳市场。当前,包括中国和欧盟在内的全球主要国家和地区纷纷提出了自己的碳达峰、碳中和目标。由于碳市场不仅可以通过碳价

---

\*杜坤海(通讯作者),西华大学经济学院,邮政编码:610039,电子信箱:kunhaiqh2020@163.com;黄迅,成都大学商学院,邮政编码:610106,电子信箱:huangxun1118@126.com。

本文系四川省金融学会2022年度重点课题研究项目“能源市场对碳市场的金融风险传染研究”(SCJR2022078)、成都哲学社会科学规划资助项目“成都系统性金融风险的大数据智能预警研究”(2021BS028)和四川矿产资源研究中心资助项目“后疫情时代四川省战略性矿产资源安全评价体系研究”(SCKC-ZY2021-YB005)的研究成果。感谢匿名审稿人提出的宝贵意见。文责自负。

格为全社会碳排放定价提供关键信号,而且在碳排放总量控制上拥有比碳税更加直接和更具可操作性的优势。因此,在全球推进碳达峰、碳中和的进程中,可以预期碳市场将在全球气候管理中扮演越来越重要的角色。

在碳市场不断发展成熟及其重要性逐步凸显的同时,我们也必须清楚地看到:与主流金融市场相比,碳市场不仅存在着机制设计不完善、市场活跃度较差等诸多问题(绿金委碳金融工作组,2016;傅京燕等,2017),而且容易受到大国气候博弈等诸多风险因素的影响(Chevallier,2011;蒋晶晶等,2015)<sup>①</sup>,使得碳价格波动出现极端波动的概率更高。因此,对碳市场参与者而言,不能将目光仅仅停留在碳价格正常波动范围之内,碳价格随时间变化的极端波动特征和非对称特征同样需要得到足够的重视。在这个背景下,对碳价格实际波动特征及风险状况作出尽可能全面且准确的刻画有着十分重要的理论和现实意义。

近年来,学者们针对这一问题开展了持续不断的探索。大量研究表明,碳市场具有波动聚集性、有偏、尖峰厚尾的特征,且碳收益率不服从正态分布(Sanin et al.,2015;杜坤海、王鹏,2020;王影等,2020)。在对这些特征进行建模时,最普遍的做法是基于不同类型或分布假定的GARCH族模型(Chang et al.,2017;胡根华、朱福敏,2018)。进一步地,通过对比不同波动模型在碳市场风险状况描述上的适用性,大多数研究的结论表明,综合考虑碳收益率尾部特征(如极值理论)的GARCH族模型在测度碳市场风险上更具优势(柴尚蕾、周鹏,2019)。

不过,上述研究仅仅局限于“均值-方差”的二维框架,忽略了碳价格在偏度(三阶矩)和峰度(四阶矩)等高阶矩<sup>②</sup>层面可能存在的时变特征。如前所述,由于受到多种风险因素的影响,碳市场可能更容易出现极端波动。需要指出的是,在碳市场风险管理领域考虑偏度和峰度的时变特征有着极为重要的现实意义。以时变峰度为例,当碳市场发生连续大幅冲击时,如果此时依然假定峰度系数不变的话,碳市场参与者遭遇极端风险的概率将会大大增加,所以严谨的风险管理必须综合考虑碳收益方差、偏度和峰度的时变性。值得一提的是,鉴于时变高阶矩效应的重要性,近年来学者们在普通GARCH族模型<sup>③</sup>的基础上,逐步向三阶矩和四阶矩扩展,提出了一系列时变高阶矩波动模型,其中具有代表性的有GARCHS模型(Harvey,1999)、GARCHSK模型(Jondeau & Rockinger,2003;Leon et al.,2005)。

基于以上认识,本文的研究目的与创新点在于:(1)以欧盟碳市场和中国具有代表性的北京碳市场为例,借鉴Leon等(2005)构建GJRSK模型以刻画碳收益率的时变高阶矩特征,并进一步考察该模型在碳市场风险预测上的适用范围和精确程度,最后与未考虑时变高阶矩波动

① 美国前总统布什、特朗普均以损害美国利益为由先后退出过全球气候协议《京都议定书》和《巴黎协定》。

② 对于四阶矩以上的收益分布矩,由于很难确定其明确的经济学内涵,所以目前绝大多数金融学文献中的“高阶矩”都是指三阶矩和四阶矩。

③ 该类GARCH族模型假定资产收益率的偏度和峰度为静态,如经常使用的GARCH模型、GJR模型等。

特征的GJR模型所取得的实证结果进行对比分析。(2)在风险测度指标的选择上,鉴于主流的VaR测度指标存在忽略了资产收益分布极端尾部状况、不满足次可加性等若干理论缺陷,根据实务界现行做法以及诸多文献的建议(王鹏、吕永健,2018),本文在采用VaR作为风险测度指标的同时,进一步选取更具理论优势、可以捕捉资产收益分布尾部极端风险的ES(Expected Shortfall)测度指标。(3)不同碳市场在所属国家或地区经济发展水平、能源消费结构以及自身运行机制设计等诸多方面都有着较为明显的差异,使得碳市场之间具有不一样的碳价格走势。然而,现有文献几乎是针对单一碳市场的波动特征进行考察。本文同时选择了欧盟和北京碳市场作为研究对象,考察了模型在不同碳市场以及碳期货市场和现货市场中的适用性,使得研究结论更加可靠且更具参考价值。

## 二、数据与研究方法

### (一)数据说明

全球碳市场绝大多数是在“总量-交易”(Cap and Trade)框架下开展运行,其中,欧盟碳市场是目前交易规模最大、发展最为成熟的碳市场,中国碳市场是覆盖排放规模最大的碳市场。因此,本文同时以欧盟碳市场和中国具有代表性的试点碳市场为例,探讨国内外碳市场的实际波动特征和风险状况。

在欧盟碳市场中,欧盟配额(European Union Allowance, EUA)期货交易始终占据主导地位。到2015年,期货成交量已经超过现货成交量的30倍,期货市场成为欧盟碳市场中最具代表性的市场。考虑到欧洲气候交易所(European Climate Exchange)的欧盟配额12月期货合约是交易量最大同时也最具流动性的期货合约品种,因此本文选用该合约的收盘价代表欧盟碳价格。然而,由于欧盟碳市场有“第一阶段的配额禁止储存到以后阶段中使用”的规定,使得欧盟碳市场第一阶段与后续阶段之间缺乏时间上的连续性。因此,欧盟碳价格数据样本从第二阶段开始,即从2008年4月8日起至2021年12月20日(2021年12月合约的交割日期)止。欧盟碳价格数据来自Bloomberg数据库。

中国试点碳市场中,深圳、湖北和广东碳市场具有最高的成交额和成交量。不过,在对这三个市场的数据样本选取时均存在一定的问题或干扰。首先,深圳碳市场将每个年度分配的配额单独作为一个交易品种,从而该市场在一个时期内同时交易多个配额品种。虽然各配额品种之间没有实质上的价值差异,但是价格差异却十分明显,这就为研究对象的选择带来了困难<sup>①</sup>。其次,湖北碳市场的现有机制是“仅通过市场交易获得的配额才允许储存到下一期使用”,使得湖北碳价格反映了除市场供需外的其他信息。最后,广东碳市场有制度化的配额拍

<sup>①</sup> 例如,2021年深圳碳市场上共有从SZA-2013到SZA-2020等8个配额品种同时市场交易。但是,无论哪个品种,一单位配额仅代表排放一吨温室气体的权利,都可以用于履行减排责任。

卖设计,提前公布的拍卖保留价格对广东碳价格具有极强的引导作用。其他碳市场中,北京碳市场不仅拥有最大的交易规模,其交易行为和价格波动特征也表现出了相对更好的稳定性(Lin & Chen, 2019),客观反映出该市场的配额供需相对更加均衡(Zeng et al., 2017)。因此,本文选择北京碳市场作为中国试点碳市场的代表。为了便于实证结论的对比研究,北京碳价格数据样本截止日期与欧盟碳市场保持一致,起始日期为北京碳市场的开市之日<sup>①</sup>。

若令每日的碳价格为  $p_t$ , 样本总量为  $T$ , 则每日碳收益率  $r_t (t=1, 2, 3, \dots, T)$  可以表示为:

$$r_t = 100 \times (\ln p_t - \ln p_{t-1}) \quad (1)$$

图1展示了欧盟和北京的碳价格和碳收益走势图。可以看到,欧盟和北京碳价格均表现出了很大的波动幅度,碳收益率呈现出了明显的波动聚集性等金融市场典型特征。相比之下,北京碳市场的市场活跃度要明显低于欧盟碳市场,表现为北京碳收益率有较多零值出现。

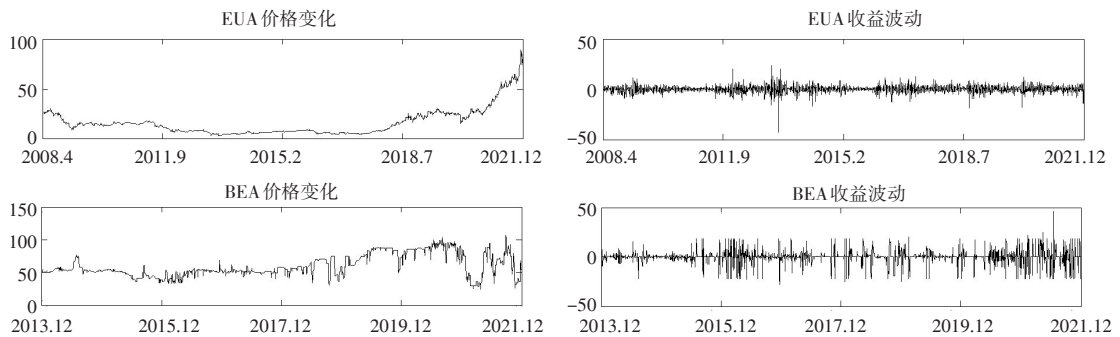


图1 欧盟(EUA)和北京(BEA)碳价格变化和收益波动

表1报告了描述性统计结果。为了考察不同矩属性波动模型在碳市场风险预测中的适用范围和精确程度,本文将全样本分为样本内区间和样本外区间,其中样本外预测区间为2021年1月4日至2021年12月20日。

表1 描述性统计结果

碳市场	样本区间	样本量	均值	标准差	偏度	峰度	J-B	ADF
欧盟	2008.04.09-2021.12.20	3528	0.034	3.101	-0.813	18.076	33797.06***	-44.608***
	2008.04.09-2020.12.31	3279	0.009	3.126	-0.794	18.505	33189.80***	-43.006***
	2021.01.04-2021.12.20	249	0.359	2.736	-1.067	7.311	240.005***	-19.385***
北京	2013.11.28-2021.12.20	1948	-0.001	6.498	-0.490	8.968	2968.953***	-45.133***
	2013.11.28-2020.12.31	1715	0.018	5.678	-0.766	9.609	3289.719***	-32.603***
	2021.01.04-2021.12.20	233	-0.136	10.778	-0.047	4.496	21.801***	-13.665***

注:\*\*\*、\*\*、\*分别代表在1%、5%和10%的概率水平显著。正态分布条件下,偏度值为0,峰度值为3。

<sup>①</sup>北京碳价格数据来自北京碳排放权电子交易平台, <https://www.bjets.com.cn>。

从表1的描述性统计结果可以发现:北京碳市场的波动性要明显高于欧盟碳市场;J-B统计量均在1%的概率水平下显著,表明欧盟和北京碳收益率序列均不服从正态分布的假定;从偏度值和峰度值来看,两个序列均呈现尖峰厚尾、负偏的形态;最后,ADF单位根检验结果显示,两组碳收益率序列在不同样本区间内都具有十分显著的平稳性,因此可以直接做下一步的计量建模与分析。

## (二)高阶矩波动模型及其估计

在关于金融资产价格波动建模的计量研究中,最常用的是GARCH族模型。其中,GJR模型由于可以为资产价格波动的聚集性、持续性和杠杆效应等典型事实建模而被广泛运用于实证研究中,由于这类模型假定条件偏度和条件峰度等高阶矩为静态,因此也被称为常数高阶矩波动模型。根据Glosten等(1993)的定义,GJR(1,1)模型可以由式(2)和式(3)表示:

$$r_t = \varepsilon_t = h_t^{1/2} \eta_t, \eta_t | I_{t-1} \sim D(0, 1) \quad (2)$$

$$h_t = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 h_{t-1} + \beta_3 \omega_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2 \quad (3)$$

式(2)和式(3)分别表示GJR(1,1)模型的条件均值和条件方差方程。其中,考虑到本文的研究重点以及碳收益均值相对标准差都很小(见表1),因此 $r_t$ 表示去均值化后的碳收益率, $\varepsilon_t$ 表示残差。 $\eta_t$ 为对随机扰动项标准化后的新生变量,并假定其服从标准正态分布<sup>①</sup>。 $h_t$ ( $h_t^{1/2}$ )表示条件方差(标准差),参数 $\beta_1$ 和 $\beta_2$ 用于描述碳收益条件方差的波动聚集性和持续性特征,参数 $\beta_3$ 则用于刻画杠杆效应特征。

在GJR模型的基础上,借鉴Leon等(2005)构造四阶矩的GJRSK模型,以对欧盟和北京碳收益条件偏度和条件峰度的时变特征进行考察。GJRSK模型的条件偏度和条件峰度方程分别由式(4)和式(5)给出:

$$s_t = \gamma_0 + \gamma_1 \eta_{t-1}^3 + \gamma_2 s_{t-1} \quad (4)$$

$$k_t = \delta_0 + \delta_1 \eta_{t-1}^4 + \delta_2 k_{t-1} \quad (5)$$

其中, $s_t$ 、 $k_t$ 分别表示时变条件偏度和峰度。完整的GJRSK模型由式(2)—(5)定义。可以看出,时变高阶矩波动模型根据条件方差的结构定义了条件偏度方程和条件峰度方程,从而可以考察碳收益率条件偏度和条件峰度的时变特征。

在对GJRSK模型进行估计时,最常用的方法是使用正态分布密度函数的Gram-Charlier序列展开(简称GCE)并在四阶矩处截断。考虑到密度函数可能违背的非负限制和积分不为1等问题,Leon等(2005)对展开后的密度函数进行了修正:

$$GCE(\eta_t | I_{t-1}) = \Gamma_t^{-1} \times \varphi(\eta_t) \times \left( 1 + \frac{s_t}{3!} (\eta_t^3 - 3\eta_t) + \frac{k_t - 3}{4!} (\eta_t^4 - 6\eta_t^2 + 3) \right)^2 \quad (6)$$

<sup>①</sup> 限于篇幅,本文只讨论了假定新生变量服从正态分布的情况,当然还可以推广到假定其服从其他分布的情况。

其中,  $\Gamma_t = 1 + \frac{s_t^2}{3!} + \frac{(k_t - 3)^2}{4!}$ ,  $\varphi(\eta_t)$  为标准正态分布的概率密度函数。如果令  $\psi(\eta_t) = 1 + \frac{s_t}{3!}(\eta_t^3 - 3\eta_t) + \frac{k_t - 3}{4!}(\eta_t^4 - 6\eta_t^2 + 3)$ , 去除不必要的常数项后,  $\varepsilon_t = h_t^{1/2}\eta_t$  的对数似然函数可以表示为:

$$l_t = -\frac{1}{2} \ln h_t - \frac{1}{2} \eta_t^2 + \ln(\psi^2(\eta_t)) - \ln \Gamma_t \quad (7)$$

最后, 由于时变高阶波动模型本身存在着高度的非线性特征, 所以在估计时初始值的选取尤为重要。一般来说是采用“从简单模型到复杂模型”的步骤进行估计(王鹏等, 2009): 先估计条件均值和条件方差方程, 然后将得到的参数估计值作为两个方程参数的初始值, 再联合估计条件均值、条件方差以及条件偏度方程, 以此类推, 最终实现由条件均值方程到条件峰度方程的联合估计。本文通过 RATS 软件实现上述估计。

### (三) 风险值计算及后验分析方法

VaR 表示在一定概率水平和期限内, 市场波动可能导致金融资产出现的最大损失收益率, 如式(8)所示:

$$VaR_t = \eta_q h_t^{1/2} \quad (8)$$

其中,  $h_t$  为  $t$  时刻波动率, 分别由 GJR 模型与 GJRSK 模型预测得到。  $\eta_q$  为所要考察碳收益分布的  $q$  损失分位数。为保证结论的可靠性和可比较性, 本文对 VaR 和 ES 两种测度指标中均选取常用的 0.5%、1%、2.5%、5% 和 10% 五种分位数水平。在计算  $\eta_q$  时, 对于 GJR 模型而言, 由于假定新生变量服从正态分布, 因此  $\eta_q$  取标准正态分布下对应的分位数值。而 GJRSK 模型假定新生变量服从 GCE 分布, 因此  $\eta_q$  由式(6)得到。通过式(6)可以发现, 与 GJR 模型只利用了条件方差的时变信息不同, 基于 GJRSK 模型计算 VaR 时可以综合考虑碳收益从二阶矩到四阶矩的时变信息。

更具理论优势的 ES 测度理论定义为资产或资产组合损失超过一定分位数水平下 VaR 值的条件期望值, 可由式(9)计算得到:

$$ES_t^q = -E_{t-1} \left( r_t \mid r_t < -VaR_t^q \right) \quad (9)$$

对 VaR 预测精度进行后验分析时, 最常用的方法是对 VaR 预测失败率是否准确的非条件覆盖检验和条件覆盖检验。具体步骤参见 Kupiec (1995) 和 Christoffersen (1998) 的文献。核心思想是通过定量对比两种检验的显著性 P 值来判别不同模型的 VaR 预测精度。具体来说, 一波动模型取得的显著性 P 值越大, 表明该模型的 VaR 预测精度越高。

对 ES 预测精度进行后验分析时, 常常使用 McNeil 和 Frey (2000) 提出的自举法 (Bootstrap)。具体步骤参考 McNeil 和 Frey (2000) 的文献, 此处不再赘述。与 VaR 中的思想类似, 在

判断不同模型的ES预测精度时,依靠检验统计量的显著性P值,该值越大说明预测精度越高。

### 三、实证结果与分析

#### (一)模型估计结果

两类模型的估计结果如表2所示,我们可以看到:

第一,条件方差方程系数均十分显著,表明欧盟和北京碳收益均存在明显的波动聚集性、持续性和杠杆效应等特征。

第二,同条件方差一样,两组碳收益的条件偏度和条件峰度也具有显著的时变性,这表现为两组碳收益的条件偏度参数( $\gamma_1$ 、 $\gamma_2$ )和条件峰度参数( $\delta_1$ 、 $\delta_2$ )均在1%的概率水平下显著为正,意味着常用的二阶矩波动模型在刻画国内外碳收益率波动特征时存在一定的局限性,这一点在模型取得的极大似然估计值上也有所体现。

第三,条件偏度和条件峰度的时变性强度要明显弱于条件方差,体现在两个市场的条件偏度方程和条件峰度方程的参数要明显小于条件方差方程对应的参数,一定程度印证了实践中投资者更加关注资产价格方差变动的客观事实。

表2 模型估计结果

参数	欧盟碳市场		北京碳市场	
	GJR	GJRSK	GJR	GJRSK
$\beta_0$	0.141*** (0.000)	0.119*** (0.000)	1.656*** (0.000)	1.403*** (0.000)
$\beta_1$	0.104*** (0.000)	0.075*** (0.000)	0.109*** (0.000)	0.111*** (0.000)
$\beta_2$	0.870*** (0.000)	0.874*** (0.000)	0.836*** (0.000)	0.819*** (0.000)
$\beta_3$	0.039*** (0.000)	0.049*** (0.000)	0.044*** (0.004)	0.041*** (0.000)
$\gamma_0$		0.019*** (0.000)		0.016*** (0.000)
$\gamma_1$		0.029*** (0.000)		0.031*** (0.000)
$\gamma_2$		0.495*** (0.000)		0.625*** (0.000)
$\delta_0$		1.073*** (0.000)		1.087*** (0.000)
$\delta_1$		0.048*** (0.000)		0.025*** (0.000)
$\delta_2$		0.449*** (0.000)		0.564*** (0.000)
$\ln L$	-5203.043	-5459.183	-4257.931	-4392.331

注:\*\*\*、\*\*、\*分别代表在1%、5%和10%的概率水平显著,括号中的数字表示t统计量的显著性P值。 $\ln L$ 为模型取得的极大似然估计值。

图2展示了基于GJRSK模型的欧盟和北京碳市场条件偏度和条件峰度估计结果:

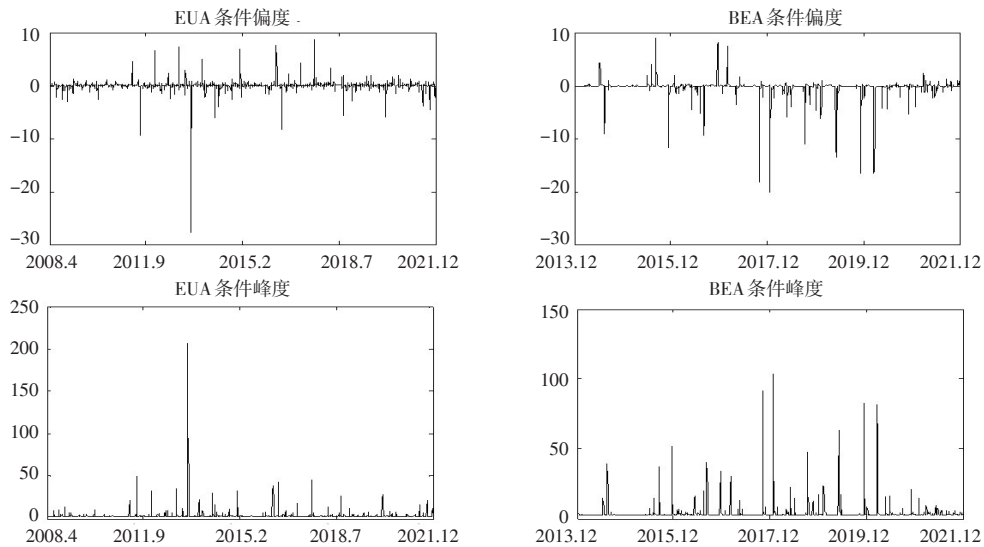


图2 基于GJRSK模型的碳市场条件偏度和条件峰度估计结果

除了能够直观看到碳收益条件偏度和条件峰度明显的时变特征外,还可以发现:

第一,碳收益的条件偏度和条件峰度变化具有同步性,并且这种同步性与条件方差的变化保持一致,表明当碳收益的条件方差增加时,其条件偏度和条件峰度也同步增加。换言之,此时碳收益出现极端值和发生偏斜的概率也将大大增加。因此,在碳市场中同时存在二阶矩风险、三阶矩风险和四阶矩风险。

第二,碳市场相比其他金融市场,由于市场活跃度较低且受到多重风险因子的影响,更容易出现极端波动。图2中两个碳市场出现极端波动的频率都较高,很好地印证了这一点。以欧盟碳市场2013年5月出现的极端波动为例:一方面,临近履约到期日(每年4月30日),控排企业履约需求激增,碳交易十分活跃;另一方面,许多重大公告的颁布也会显著影响到碳价格波动(Deeney et al., 2016; Jia et al., 2016),该时期的公告主要包括航空部门的配额发放程序待定(2月)、欧洲能源交易所建议推迟航空部门的配额拍卖(3月)、核证排放量公告公布(4月)、配额超额供给(5月)等。

第三,目前国内外碳市场活跃度相对较低,运行机制设计仍在持续完善和改进的过程中,加之容易受到排放公告、政府政策、国际气候谈判等多方面的冲击,导致欧盟碳期货价格和北京碳现货价格都出现了剧烈和频繁的波动。本文的实证结果表明,除条件方差外,欧盟碳期货收益率和北京碳现货收益率的条件偏度(三阶矩)和条件峰度(四阶矩)也具有十分显著的时变特征。因此,碳市场参与者不应该将目光停留在碳收益的正常波动范围之内,碳收益的非对称波动和极端波动同样需要被关注。



## (二) VaR 和 ES 预测结果

为了进一步判断 GJRSK 模型在碳市场风险状况描述中的适用性,本文运用严谨的后验分析方法判断其对碳市场 VaR 和 ES 的预测精度,并与 GJR 模型相应结果做对比分析。具体来说,运用滚动时间窗口方法做样本外波动率预测,预测区间 2021 年 1 月 4 日至 12 月 20 日,并基于前文的 VaR 和 ES 计算方法得到风险预测值。

图 3 报告了实际碳收益以及 GJR 模型和 GJRSK 模型在 1%分位数水平下的 VaR 预测结果。为了更直观地对两种矩属性波动模型的 VaR 预测精度进行判断,图 3 中针头图、虚线、实线分别表示实际碳收益率、GJR 模型的预测结果以及 GJRSK 模型的预测结果。

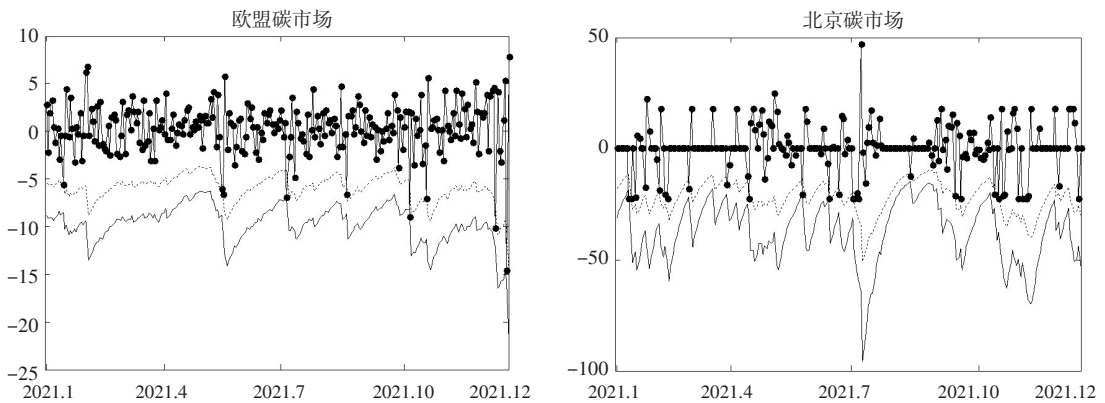


图 3 1%分位数水平下的欧盟和北京碳市场 VaR 预测结果

可以看到,基于 GJR 模型与 GJRSK 模型得到的 VaR 预测值差异非常明显,主要表现在二阶矩的 GJR 模型似乎都有低估 VaR 的倾向。对 ES 的预测结果与此一致,不再单独报告。当然,要得到更为可靠的结论,还需要进行严谨的后验分析。

## (三) 后验分析结果

表 3 和表 4 分别报告了样本外 VaR 和 ES 预测的后验分析结果。表 3 中,  $N(q)$ 、 $LR^{uc}$  和  $LR^{ind}$  是用于检验风险预测精度的后验分析指标。其中,“ $N(q)$ ”中的 N 表示  $q$  分位水平下实际的碳收益率超过对应模型 VaR 的发生个数,而 N 后面括号中的数字为期望的碳收益率超过 VaR 的次数;  $LR^{uc}$  和  $LR^{ind}$  分别表示非条件覆盖检验与条件覆盖检验,实证结果中的数字为相应检验的显著性 P 值。

从表 3 和表 4 的后验分析结果可以看出:

(1) 对欧盟和北京碳市场来说,时变高阶矩波动模型 GJRSK 表现出了比常数高阶矩波动模型 GJR 明显更优的 VaR 和 ES 预测精度,主要表现在:未能通过后验检验的状况均出现在基于 GJR 模型的预测结果中;GJRSK 模型取得的碳收益率超出 VaR 的实际数与期望数非常接近,同时取得的 VaR 和 ES 后验检验 P 值明显高于 GJR 模型。

表3 样本外 VaR 预测的后验分析结果

q	后验分析指标	欧盟碳市场		北京碳市场	
		GJR	GJRSK	GJR	GJRSK
10%	N(10%)	16(25)	24(25)	34(23)	22(23)
	$LR^{uc}$	<u>0.046</u>	0.848	<u>0.028</u>	0.775
	$LR^{ind}$	0.970	0.707	<u>0.049</u>	0.610
5%	N(5%)	10(12)	11(12)	26(12)	11(12)
	$LR^{uc}$	0.461	0.667	0.000	0.844
	$LR^{ind}$	0.403	0.596	0.492	0.252
2.5%	N(2.5%)	9(6)	5(6)	20(6)	5(6)
	$LR^{uc}$	0.290	0.607	<u>0.000</u>	0.723
	$LR^{ind}$	0.317	0.585	0.326	0.572
1%	N(1%)	7(2)	2(2)	12(2)	1(2)
	$LR^{uc}$	0.019	0.747	<u>0.000</u>	0.323
	$LR^{ind}$	0.524	0.857	0.252	0.926
0.5%	N(0.5%)	6(1)	0(1)	10(1)	1(1)
	$LR^{uc}$	<u>0.002</u>	0.114	<u>0.000</u>	0.875
	$LR^{ind}$	0.585	0.928	0.342	0.926

注:表中用下划线标注的数字表示没有通过后验检验。

表4 样本外 ES 预测的后验分析结果

碳市场	波动模型	10%	5%	2.5%	1%	0.5%
欧盟碳市场	GJR	0.003	0.004	0.007	0.020	0.026
	GJRSK	1.000	0.999	0.937	0.744	0.748
北京碳市场	GJR	0.000	0.000	0.001	0.001	0.017
	GJRSK	1.000	1.000	0.998	0.984	0.942

注:表中数字为ES后验检验P值,该值越大,表明对应模型计算的ES值精度越高。

(2)GJR模型在5%、10%的分位数水平下还是取得了不错的预测精度,但是对于更加极端的风险状况(比如1%、0.5%等),GJR模型的刻画能力就十分有限。说明尽管常数高阶矩波动模型可以较好地描述碳市场的正常波动,但是无法对因碳市场连续大幅波动所带来的极端损失提供良好的刻画。此外,GJR模型对欧盟碳市场的预测精度要高于北京碳市场,一个重要的原因是更低的市场流动性导致北京碳价格出现极端波动的情况更加频繁。

(3)表3中,部分情形下GJR模型与GJRSK模型取得的后验检验P值均高于对应的检验水平(比如欧盟碳市场中1%、2.5%和5%的分位数水平),也就是说,如果随意选取一种波动模型对碳市场的风险预测精度进行判断,很有可能是会通过检验的。因此,要得到更加准确和可靠的结论,需要进一步对不同模型的预测精度进行定量对比。

可以看出,四阶矩的GJRSK模型不仅对碳市场实际波动特征有更加全面的刻画能力,而且考虑了时变高阶矩特征后显著提升了该模型的碳市场风险预测精度。实证结论表明,无论是对碳期货市场还是现货市场,严谨的风险管理有必要综合考虑碳收益率方差、偏度和峰度的时变性。

#### (四)稳健性检验

为保证研究结论的可靠性,接下来从两方面进行稳健性检验:首先,参照Lin等(2014)和Lyu等(2017)的做法,通过改变样本预测区间长度来验证风险预测相关结论的稳健性,这里将样本外预测区间的长度从前文的一年增加至两年,即新的样本外预测区间为2020年1月2日至2021年12月20日;其次,运用另一种常用的递归窗口预测法重复前文的研究过程。

表5 样本外VaR预测两年的后验分析结果

$q$	后验分析指标	欧盟碳市场		北京碳市场	
		GJR	GJRSK	GJR	GJRSK
10%	N(10%)	32(51)	50(51)	53(47)	46(47)
	$LR^{uc}$	<u>0.003</u>	0.917	0.373	0.865
	$LR^{ind}$	0.400	0.563	0.187	0.878
5%	N(5%)	20(25)	24(25)	40(24)	23(24)
	$LR^{uc}$	0.258	0.781	<u>0.001</u>	0.907
	$LR^{ind}$	0.813	0.818	0.730	0.825
2.5%	N(2.5%)	15(13)	12(13)	30(12)	11(12)
	$LR^{uc}$	0.520	0.846	<u>0.000</u>	0.817
	$LR^{ind}$	0.457	0.408	0.434	0.428
1%	N(1%)	12(5)	4(5)	19(5)	4(5)
	$LR^{uc}$	<u>0.009</u>	0.620	<u>0.000</u>	0.736
	$LR^{ind}$	0.445	0.752	0.206	0.743
0.5%	N(0.5%)	10(3)	2(3)	17(2)	1(2)
	$LR^{uc}$	<u>0.000</u>	0.726	<u>0.000</u>	0.317
	$LR^{ind}$	0.525	0.850	0.259	0.896

注:表中用下划线标注的数字表示没有通过后验检验。

表6 样本外ES预测两年的后验分析结果

碳市场	波动模型	10%	5%	2.5%	1%	0.5%
欧盟碳市场	GJR	0.000	0.000	0.000	0.003	0.005
	GJRSK	1.000	1.000	1.000	0.995	0.996
北京碳市场	GJR	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
	GJRSK	1.000	1.000	1.000	1.000	0.999

注:表中数字为ES后验检验P值,该值越大,表明对应模型计算的ES值精度越高。

表5和表6分别报告了基于第一种方法得到的VaR和ES预测后验分析结果,可以看到:表5和表6得到的后验分析结论与前文保持一致,即GJRSK模型表现出了明显优于GJR模型的VaR和ES预测精度。由第二种方法得到的VaR和ES预测后验分析结果与第一种得到的结论一致,不再单独报告。因此,上述实证结果表明本文所取得的结论具有稳健性。

#### 四、结论与政策启示

对碳市场实际波动特征和风险状况进行尽可能准确的刻画,对于开展碳市场风险管理活动以及企业制定科学的生产决策具有十分重要的理论和现实意义。本文以具有代表性的欧盟和北京碳市场为例,运用GJRSK模型对碳收益从二阶矩到四阶矩的时变特征进行考察,且进一步探讨了其在碳市场风险预测领域的精确程度和适用范围,并与GJR模型的相应结果做对比研究。取得的主要结论包括:同条件方差一样,碳收益的条件偏度和条件峰度也具有时变性,并且三者的波动具有同步性;对VaR和ES预测的结论均表明,GJRSK模型具有明显比GJR模型更高的风险预测精度,而GJR模型能够描述碳市场大部分的正常波动和风险状况;相比之下,从提升模型对实际波动的刻画能力和风险预测精度两方面考虑,GJRSK是更加合理的模型选择。

2021年7月16日,全国碳市场正式运行,这在我国碳市场发展历程中无疑具有里程碑式的意义,也必将为我国顺利完成“3060”双碳目标提供重要支撑。通过本文的研究可以为全国碳市场建设提供如下几点启示:

第一,同欧盟和北京等试点碳市场一样,全国碳市场也是在“总量-交易”的框架下运行。因此,对控排企业、政府、投资者等参与者而言,除了要考虑全国碳价格变化一阶矩(预期收益)、二阶矩(波动率)层面的变化外,还应当重视碳价格三阶矩(偏度)和四阶矩(峰度)层面的时变特征,这样才能为其决策和政策制定提供更加准确全面的依据。本文的研究结论可以为全国碳市场风险管理和政策监管提供较具可操作性的实证方法。

第二,尽快完善全国碳市场运行机制设计,防止碳市场过度波动,保障碳市场平稳运行。例如,引入对配额总量的修正机制,避免宏观经济过度波动对碳市场造成不利影响;引入抵消机制,增加履约灵活性;尽早建立碳市场稳定机制,引导市场参与者理性交易配额等。

第三,2021年11月,工业和信息化部、人民银行、银保监会、证监会联合发文支持广州期货交易所建设碳期货市场,而本文基于时变高阶矩取得的实证结论在碳期货市场和现货市场都表现出了较好的适用性,从而可以为未来中国碳期货市场的风险度量等内容提供可操作性的方法。

第四,全国碳市场应该把好基础数据质量关,加强信息披露建设。如果基础数据质量较差、信息不透明,不仅影响了投资者参与碳市场的热情,也无法获得来自社会各界有价值的改

进建议。比如,目前学术界已经有非常丰富且成熟的研究方法,但苦于得不到足够的有价值的信息,从而很难对碳市场建设提供深入且有建设性的参考意见。

## 参考文献:

- [1] 柴尚蕾,周鹏. 基于非参数 Copula-VaR 模型的碳金融市场集成风险测度[J]. 中国管理科学, 2019, (4): 1-13.
- [2] 杜坤海,王鹏. 成交量信息有助于预测碳价格波动吗?来自中国碳市场的经验证据[J]. 财经科学, 2020, (1):42-54.
- [3] 傅京燕,章扬帆,谢子雄. 制度设计影响了碳市场流动性吗? ——基于中国试点地区的研究[J]. 财贸经济, 2017, (8):129-142.
- [4] 胡根华,朱福敏. 碳价格波动率模型构建与预测:基于无穷活动率 Levy 过程[J]. 数理统计与管理, 2018, (5):892-903.
- [5] 蒋晶晶,叶斌,马晓明. 基于 GARCH-EVT-VaR 模型的碳市场风险计量实证研究[J]. 北京大学学报(自然科学版), 2015, (3):511-517.
- [6] 绿金委碳金融工作组. 中国碳金融市场研究[R]. 2016.
- [7] 王鹏,吕永健. 国际原油市场极端风险的测度模型及后验分析[J]. 金融研究, 2018, (9):192-206.
- [8] 王鹏,王建琼,魏宇. 自回归条件方差-偏度-峰度:一个新的模型[J]. 管理科学学报, 2009, (5): 121-129.
- [9] 王影,张远晴,董锋. 中国碳市场风险测度[J]. 环境经济研究, 2020, (4):30-53.
- [10] Chang, K., P. Peia, C. Zhang, and W. Xin. Exploring the Price Dynamics of CO<sub>2</sub> Emissions Allowances in China's Emissions Trading Scheme Pilots[J]. *Energy Economics*, 2017, 67(1): 213-223.
- [11] Chevallier, J. A Model of Carbon Price Interactions with Macroeconomic and Energy Dynamics[J]. *Energy Economics*, 2011, 33(6): 1295-1312.
- [12] Christoffersen, P. F. Evaluating Interval Forecasts[J]. *International Economics Review*, 1998, 39(4): 841-862.
- [13] Deeney, P., M. Cummins, M. Dowling, and A. F. Smeaton. Influences from the European Parliament on EU Emissions Prices[J]. *Energy Policy*, 2016, 88: 561-572.
- [14] Glosten, L. R., R. Jagannathan, and D. E. Runkle. On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return of Stocks[J]. *Journal of Finance*, 1993, 48(5): 1779-1801.
- [15] Harvey, C. R. Autoregressive Conditional Skewness[J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 1999, 34(4): 465-487.
- [16] Jia, J. J., J. H. Xu, and Y. Fan. The Impact of Verified Emissions Announcements on the European Union Emissions Trading Scheme: A Bilaterally Modified Dummy Variable Modelling Analysis[J]. *Applied Energy*, 2016, 173: 567-577.
- [17] Jondeau, E. and M. Roekinger. Conditional Volatility, Skewness, and Kurtosis: Existence, Persistence, and Co-Movements[J]. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2003, 27(10): 1699-1737.
- [18] Kupiec, P. H. Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models[J]. *Journal of Derivatives*, 1995, 3(2): 73-84.
- [19] Leon, A., G. Rubio, and G. Serna. Autoregressive Conditional Volatility, Skewness and Kurtosis[J]. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 2005, 45(5): 599-618.

- [20] Lin, B. and Y. Chen. Dynamic Linkages and Spillover Effects Between CET Market, Coal Market and Stock Market of New Energy Companies: A Case of Beijing CET Market in China[J]. *Energy*, 2019, 172: 1198–1210.
- [21] Lin, C. H., C. C. Changchien, T. C. Kao, and W. S. Kao. High-Order Moments and Extreme Value Approach for Value-at-Risk[J]. *Journal of Empirical Finance*, 2014, 29: 421–434.
- [22] Lyu, Y., P. Wang, Y. Wei, and R. Ke. Forecasting the VaR of Crude Oil Market: Do Alternative Distributions help?[J]. *Energy Economics*, 2017, 66: 523–534.
- [23] McNeil, A. and R. Frey. Estimation of Tail-Related Risk Measures for Heteroscedastic Financial Time Series: An Extreme Value Approach [J]. *Journal of Empirical Finance*, 2000, 7(3): 271–300.
- [24] Sanin, M. E., F. Violante, and M. Mansanet-Bataller. Understanding Volatility Dynamics in the EU ETS Market[J]. *Energy Policy*, 2015, 82: 321–331.
- [25] Zeng, S., X. Nan, C. Liu, and J. Y. Chen. The Response of the Beijing Carbon Emissions Allowance Price (BJC) to Macroeconomic and Energy Price Indices[J]. *Energy Policy*, 2017, 106: 111–121.

## Forecasting VaR and ES of Carbon Market Based on the Time-Varying Higher-Moments Model

Du Kunhai<sup>a</sup>, Huang Xun<sup>b</sup>

(a: Economics School of Xihua University; b: Business School of Chengdu University)

**Abstract:** It is a key issue in the development of carbon market to accurately describe the market's volatility characteristics and market risk. In this paper, the EU ETS and Beijing carbon market are taken as examples. Firstly, the GJRSK model is used to comprehensively investigate the time-varying characteristics of the variance, skewness and kurtosis of the carbon return. Then, based on rigorous backtesting method, we compare the forecasting accuracy in the VaR and ES between GJR model and GJRSK model. The results shows that the variance, skewness, kurtosis of two carbon returns have notable time-varying characteristics, and the volatility of the variance, skewness and kurtosis are synchronized. Compared with GJR model, GJRSK model, which can describe the time-varying characteristics of higher-moments of carbon return, have significantly higher VaR and ES forecasting accuracy. Finally, this paper puts forward effective suggestions for the construction and development of the national carbon market and provides important experience reference for China to successfully achieve the 3060 dual carbon target.

**Keywords:** Carbon Market; Time-Varying Higher-Moments; Risk Forecasting; Backtesting

**JEL Classification:** C32, G1, P28

(责任编辑:卢玲)